Arus Jurnal Sains dan Teknologi (AJST)
Website: http://jurnal.ardenjaya.com/index.php/ajst
Email: jurnal.ajst@ardenjaya.com

Arden Jaya Publisher

Penggunaan Metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) untuk Peramalan Data Inflasi di Indonesia

INFO PENULIS

Makkulau
FMIPA Universitas Halu Oleo
kulau.statistika@gmail.com

Andi Tenri Ampa
FMIPA Universitas Halu Oleo

La Ode Saidi
FMIPA Universitas Halu Oleo

Baharuddin
FMIPA Universitas Halu Oleo

Amirullah
FMIPA Universitas Halu Oleo

Hartini
FIB Universitas Halu Oleo

*Corresponding author:
anditenri.ampa@uho.ac.id

INFO ARTIKEL

ISSN: 3026-3603
Vol. 2, No. 2 Oktober 2024
http://jurnal.ardenjaya.com/index.php/ajst

Saran Penulisan Referensi:

Makkulau, Ampa, A. T., Saidi, L. O., Baharuddin, Amirullah, & Hartini. (2024). Penggunaan Metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) untuk Peramalan Data Inflasi di Indonesia. *Arus Jurnal Sains dan Teknologi, 2* (2), 624-632.

Abstrak

Inflasi merupakan gejala krisis ekonomi yang melanda suatu negara dan sangat merugikan bagi negara itu sendiri, analisis yang tepat untuk meramalkan data inflasi yaitu metode ARIMA. Metode ARIMA merupakan suatu metode akurat yang mewakili pola masa lalu dan masa depan dari suatu data deret waktu sebab menggunakan pendekatan iteratif dalam mengidentifikasikan suatu model yang paling tepat dari berbagai model yang ada. ARIMA dinotasikan ARIMA *(p,d,q)*. Tujuan penelitian ini adalah untuk melihat model terbaik dalam meramalkan inflasi di Indonesia menggunakan metode ARIMA. Diperoleh ARIMA terbaik yaitu ARIMA (2,0,0) dengan nilai MSE terkecil yaitu sebesar 0,2417. Selanjutnya dilakukan peramalan data inflasi di Indonesia untuk sepuluh bulan mendatang, yaitu 0,171; 0,538; 0,646; 0,569; 0,486; 0,469; 0,490; 0,508; 0,511; dan 0,505.

Kata kunci: ARIMA, Inflasi, dan Peramalan.

Abstract

Inflation is a symptom of the economic crisis that has hit a country and is very detrimental to the country itself. The appropriate analysis for forecasting inflation data is the ARIMA method. The ARIMA method is an accurate method that represents past and future patterns from time series data because it uses an iterative approach in identifying the most appropriate model from various existing models. ARIMA is denoted ARIMA (p,d,q). The aim of this research is to see the best model for forecasting inflation in Indonesia using the ARIMA method. The best ARIMA was obtained, namely ARIMA (2,0,0) with the smallest MSE value, namely 0.2417. Next, inflation data forecasting in Indonesia is carried out for the next ten months, namely 0.171; 0.538; 0.646; 0.569; 0.486; 0.469; 0.490; 0.508; 0.511; and 0.505.

Keywords: ARIMA, Inflation and Forecasting.

A. Pendahuluan

Inflasi secara umum merupakan gejala krisis ekonomi yang melanda suatu negara karena faktor antara lain konsumsi masyarakat yang meningkat, berlebihnya likuiditas di pasar yang memicu konsumsi atau bahkan spekulasi, termasuk akibat adanya ketidaklancaran distribusi barang (Juisal, 2010).

Di Indonesia yang merupakan negara berkembang sangat mengupayakan penurunan tingkat inflasi dengan memberikan kebijakan-kebijakan kepada masyarakatnya agar tetap tidak merugikan negara ataupun masyarakat sendiri. Tingkat inflasi terbesar di Indonesia terjadi pada tahun 2008 sebesar 11,06 persen merupakan yang tertinggi sejak tahun 2007 sampai tahun 2014. Penyumbang utama inflasi yaitu meningkatnya harga minyak dunia yang akhirnya memaksa pemerintah untuk menaikan harga bahan bakar minyak (BBM), serta meningkatnya harga komoditas pangan dunia seperti kedelai, jagung dan terigu (BPS, 2016). Untuk melihat laju inflasi pada tahun-tahun berikutnya perlu dilakukan prediksi atau peramalan dengan melihat data pada periode sebelumnya menggunakan salah satu metode peramalan dalam analisis statistik.

Peralaman merupakan bagian internal dari kegiatan pengambilan keputusan, sebab efektif atau tidaknya suatu keputusan yang bergantung pada beberapa faktor yang tidak dapat dilihat pada waktu keputusan yang diambil. Peramalan juga merupakan teknik yang digunakan untuk memperkirakan suatu nilai pada masa yang akan datang (Nainggolan, 2008).

Data inflasi yang digunakan ditampilkan dalam bentuk bulanan dari Januari 2006 sampai dengan Oktober 2015. Data inflasi juga diramalkan dengan menggunakan salah satu metode peramalan dalam statistika yaitu metode *Autoregressive Integrade Moving Average* (ARIMA). Metode ini dinotasikan dalam sebagai ARIMA (*p,d,q*).

A1. Tinjauan Pustaka

A.1.1 Pengertian Inflasi

Inflasi adalah kecenderungan naiknya harga barang dan jasa pada umumnya yang berlangsung secara terus menerus. Inflasi meningkat maka harga barang dan jasa di dalam negeri menjadi meningkat. Inflasi dapat disebabkan oleh dua hal, yaitu tarikan permintaan (kelebihan likuditas/uang/alat tukar) dan yang kedua adalah desakan (tekanan) produksi atau distribusi (kursnya produksi) dan juga termasuk kurangnya distribusi. Untuk sebab pertama lebih dipengaruhi dari peran negata dalam kebijakan moneter (Bank Sentral), sedangkan untuk sebab kedua lebih dipengaruhi oleh pemerintah seperti fiscal (perpajakan/pungutan/insentif/disinsetif), kebijakan pembangunan infrastruktur, regulasi, dan lain-lain (Anonim, 2024).

A.1.2 Analisis Runtun Waktu (*Time Series*)

Runtun waktu (*time series*) merupakan suatu metode analisis data yang ditunjukan untuk peramalan pada masa mendatang. Runtun waktu digunakan sebagai kumpulan observasi atau amatan yang dibuat secara beruntun (*sequentially*) atau berurutan sepanjang waktu. Dalam analisis runtun waktu pendugaan masa depan dapat dilakukan berdasarkan pada nilai masa lalu. Tujuan dari Analisis runtun waktu adalah menemukan pola dalam data berkala dan menerapkan pola tersebut ke masa depan. Dalam data berkala terdapat empat pola (komponen pokok) yaitu pola Horizontal, musiman (S), siklis (C), dan *trend.*

A.1.3 Metode ARIMA

Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) sering disebut juga metode deret berkala *Box-Jenkins*. Sedangkan model ARIMA merupakan model yang secara penuh mengabaikan variabel bebas dalam membuat peramalan. ARIMA menggunakan nilai masa lalu dan sekarang dari variabel terikat untuk menghasilkan peramalan yang akurat dan cocok digunakan jika observasi dari deret berkala saling berhubungan satu sama lain dan biasa dituliskan ARIMA (*p, d, q)*. Model *Box-Jenkins* ARIMA dibagi dalam tiga klasifikasi, yaitu: model AR, model MA, dan model ARMA.

A.1.4 Model *Autoregresive Integrated Moving Average* ARIMA

Model AR, MA, ARMA sebelumnya mensyaratkan bahwa data yang diamati mempunyai sifat stasioner. Model ARIMA dinotasikan sebagai ARIMA (*p,d,q)* dimana model umumnya adalah sebagai berikut:

$$\phi_p(B)(1-B)^d\hat{z}_t = \theta_q(B)a_t \tag{1}$$

A.1.5 Pembentukan Model ARIMA

A.1.5.1 Identifikasi Model

Tahap awal untuk identifikasi model sementara adalah menentukan apakah runtun waktu yang akan digunakan untuk peramalan telah stasioner dalam rata-rata dan variansi, sebab model-model yang terbentuk hanya berlaku untuk data yang stasioner (Makridakis, 1999). Karena runtun waktu umumnya menggunakan asumsi stasioner, diperlukan cara atau metode untuk menghilangkan ketidakstasioneran dengan penggunaan metode *differencing.*

Proses *differencing* merupakan suatu proses mencari perbedaan antara data suatu periode yang lain secara berurutan. Data yang dihasilkan disebut data *differencing* tingkat pertama (*d = 1*) jika dilakukan *differencing* tingkat pertama dan belum stasioner, maka dilakukan *differencing* tingkat kedua (*d = 2*), dan begitupun seterusnya.

A.1.5.2 Fungsi Autokorelasi (ACF)

Fungsi autokorelasi berarti hubungan (korelasi) terhadap diri sendiri, yaitu korelasi antara suatu hasil observasi dengan hasil observasi itu sendiri namun dengan time lag yang berbeda misal Z_t dengan Z_{t+k}.

Menurut Makridakis dkk (1983) autokorelasi pada lag ke-*k* untuk suatu runtun waktu dapat diduga dengan koefisien autokorelasi sampel:

$$r_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k}(Z_t-\bar{Z})(Z_{t+k}-\bar{Z})}{\sum_{t=1}^{n}(Z_t-\bar{Z})^2}, k = 0, 1, 2, ... \tag{2}$$

A.1.5.3 Fungsi Autokorelasi Parsial (PACF)

Fungsi autokorelasi parsial menyatakan hubungan antara suatu hasil observasi itu sendiri. Autokorelasi parsial pada *lag* ke-*k* dinyatakan sebagai korelasi antara Z_t dan Z_{t+k} setelah dihilangkan efek dari variabel-variabel Z_{t-1}, Z_{t-2}, ..., Z_{t-k-1}.

$$\emptyset_{kk} = \frac{\rho_k-\sum_{j=1}^{k-1}\emptyset_{k-1,j}\rho_{k-j}}{1-\sum_{j=1}^{k-1}\emptyset_{k-1,j}\rho_j} \tag{3}$$

Tabel 1. ACF dan PACF dari model ARIMA (*p,d,q*) yang stasioner

Model ARIMA	ACF	PACF
Autoregressive AR *(p)*	Turun secara eksponensial menuju nol dengan bertambahnya *k*.	Terpotong setelah *lag p (lag* 1, 2, ..., *p* yang signifikan berbeda dengan nol)
Moving Average MA *(q)*	Terpotong setelah *lag q*	Turun eksponensial
Campuran AR dan MA (*p,q)*	Turun eksponensial	Turun eksponensial

A.1.5.4 Estimasi dan Pengujian Parameter

Setelah model awal diperoleh tahap selanjutnya adalah mengestimasi parameter model tersebut dan digunakan uji t untuk mengetahui keberartian penduga parameter secara parsial serta mengetahui apakah koefisien yang dihasilkan signifikan atau tidak.

- Untuk parameter AR:

Hipotesis:

H_0 : $\phi = 0$ (parameter tidak signifikan dalam model)

H_1 : $\phi \neq 0$ (parameter signifikan dalam model)

Statistik uji:

$t_{(hitung)} = \frac{\phi}{se(\phi)}$,

Daerah Penolakan:

Tolak H_0 jika $|t_{(hitung)}| > t_{(\frac{\alpha}{2};n-k)}$ Atau

Tolak H_0 jika *p-value* < α

- Untuk parameter MA:

Hipotesis:

H_0 : $\theta = 0$ (parameter tidak signifikan dalam model)

H_1 : $\theta \neq 0$ (parameter signifikan dalam model)

Statistik uji:

$t_{(hitung)} = \frac{\theta}{se(\theta)}$,

Daerah Penolakan:

Tolak H_0 jika $|t_{(hitung)}| > t_{(\frac{\alpha}{2};n-k)}$ atau

Tolak H_0 jika *p-value* < α

A.1.5.5 Pemeriksaan Diagnostik

Proses ini yaitu proses dimana bentuk variabel random yang berurutan tidak saling berkorelasi dan mengikuti distribusi tertentu (Wei, 1994). Suatu model dapat proses dikatakan *white noise* jika rata-ratanya konstan, dan diasumsikan bernilai nol dan variansnya konstan. Untuk menguji *residual* yang memenuhi asumsi *white noise* dan uji asumsi distribusi normal.

1. Uji sisa *white noise*

Hipotesis:

H_0 : model sudah memenuhi syarat cukup (nilai sisa bersifat acak atau memenuhi syarat *white noise*)

H_1 : model belum memenuhi syarat cukup (nilai sisa tidak bersifat acak atau tidak memenuhi syarat *white noise*)

Daerah penolakan:

Tolak H_0 jika *p-value* < α

Terima H_0 jika *p-value* ≥ α

2. Uji asumsi distribusi normal

Menggunakan uji *kolmogorov-Smirnov*

Hipotesis:

H_0 : sisa berasal dari populasi yang berdistribusi normal

H_1 : sisa tidak berasal dari populasi yang berdistribusi normal

Daerah penolakan:

Tolak H_0 jika *p-value* < α

Terima H_0 jika *p-value* ≥ α

A.1.6 Pemilihan Model Terbaik dengan Menggunakan Kriteria *Mean Square Error* (MSE)

Mean Square Error (MSE) digunakan untuk menentukan model terbaik dari beberapa model yang memenuhi syarat dengan berdasarkan pada hasil residual peramalannya. Kriteria MSE dirumuskan sebagai berikut:

$$MSE = \frac{1}{N}\sum_{t=1}^{N} \alpha_t^2 \quad (4)$$

Semakin kecil nilai MSE berarti nilai taksiran semakin mendekati nilai sebenarnya, atau model yang dipilih merupakan model terbaik.

A.1.7 Peramalan (*forecasting)*

Peramalan (*forecasting*) dilakukan hampir semua orang, baik itu pemerintah, pengusaha, maupun orang awam. Masalah yang diramalkan pun bervariasi, seperti perkiraan curah hujan, kemungkinan pemenang dalam pilkada, skor pertandingan, atau untuk meramalkan perjudian. Definisi dari peramalan adalah memperkirakan besarnya atau jumlah sesuatu pada waktu yang akan datang berdasarkan data pada masa lampau yang dianalisis secara alamiah khususnya menggunakan metode statistika (Sudjana, 1989).

B. Metodologi

Data yang digunakan adalah data sekunder yaitu data inflasi di Indonesia periode Januari 2006 sampai dengan November 2015 dan berasal dari situs Badan Pusat Statistik (BPS, 2015). Adapun variabel yang digunakan dalam penelitian ini adalah inflasi dalam bulan selama 9 tahun 10 bulan (Z_t), dan periode waktu dalam bulan (t).

B.1 Tahapan Penelitian

Penelitian ini dilakukan dengan prosedur:

1. Membuat *time series* plot pada data inflasi di Indonesia Januari 2006 sampai dengan November 2015.
2. Memeriksaan kestasioneran data plot ACF dan PACF.
3. Menentukan model awal ARIMA berdasarkan plot ACF dan PACF.
4. Melakukan uji signifikansi parameter pada model awal.
5. Melakukan pemeriksaan diagnostik dengan:

a. uji *white noise.*

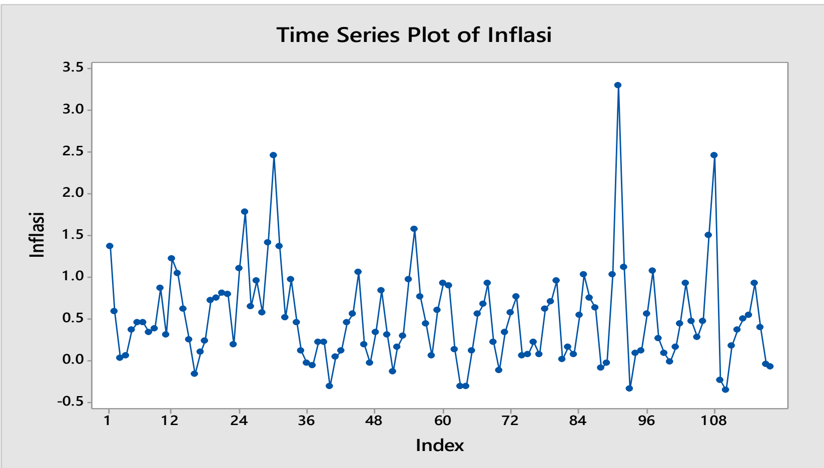
b. uji kenormalan.

6. Memilih model terbaik berdasarkan nilai MSE terkecil.
7. Meramalkan data Inflasi di Indonesia untuk beberapa periode ke depan.

C. Hasil dan Pembahasan

C.1. Deskripsi Data Inflasi di Indonesia

Tingkat inflasi di Indonesia cenderung berada pada rata-rata konstan, namun pada tahun 2013 tepatnya pada bulan Juli terjadi kenaikan inflasi di Indonesia mencapai 3,29% yang paling signifikan dan mengalahkan rekor tahun 2008 yang saat itu sebesar 2,46% penyebab utamanya adalah kenaikan harga bahan bakar minyak subsidi maupun non subsidi serta bawang merah yang mengambil andil 0,77%.



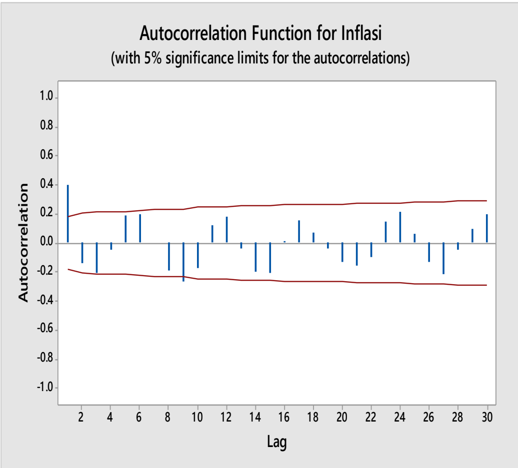
Gambar 1. Diagram runtun waktu data Inflasi bulanan di Indonesia periode Januari 2006 sampai dengan Oktober 2015.

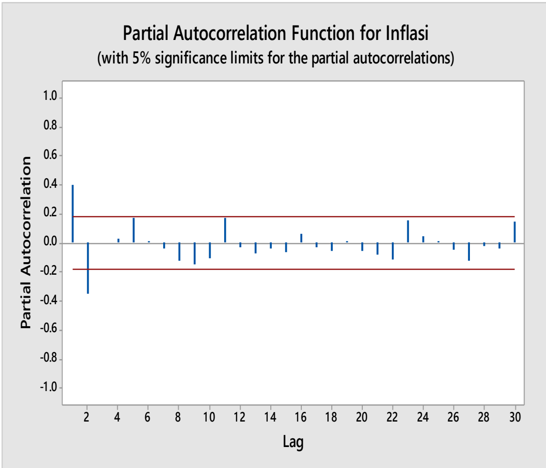
Dari Gambar 1 menunjukan bahwa plot berada pada sebaran yang tidak begitu signifikan berbeda dan telah stasioner dalam rata-rata atau data telah berfluktuasi disekitar rata-rata yang konstan.

C.2. Pembentukan Model ARIMA

C.2.1 Identifikasi Model ARIMA

Tahap awal dalam pembentukan model ARIMA adalah terpenuhinya syarat kestasioneran data dalam rataan dan variansi maka untuk melihat apakah peramalan stasioner ataupun tidak dengan cara melihat ACF yang dibentuk oleh data inflasi di Indonesia, sehingga dari plot ACF dan PACF dapat menentukan apakah perlu dilakukan *differencing* atau tidak. Berikut ini plot dan diagram ACF dan PACF Inflasi di Indonesia.





Gambar 2. Diagram ACF data Inflasi di Indo. **Gambar 3.** Diagram PACF data Inflasi di Indonesia

Pada Gambar 2 menunjukan bahwa data telah stasioner baik dalam rata-rata maupun varian, dapat dilihat pada *lag* yang terpotong dan turun secara eksponensial menuju nol, Pada Gambar 3 yang terpotong setelah *lag* 1, *lag* 2 yang signifikan berbeda dari nol. Selanjutnya pada tahap identifikasi model adalah membandingkan pola autokorelasi dengan pola autokorelasi parsial pada data yang stasioner dan melihat signifikan nilai *lag* ACF dan PACFnya, maka dugaan model awal yang dapat digunakan adalah ARIMA (1,0,0), ARIMA (2,0,0), ARIMA (1,0,1), ARIMA (2,0,1), dan ARIMA (0,0,1).

C.2.2 Estimasi Parameter dan Pemeriksaan Diagnostik

Setelah menetapkan model sementara dari hasil identifikasi, langkah berikutnya adalah melakukan estimasi parameter dan pemeriksaan diagnostik terhadap model ARIMA yang telah di peroleh untuk mengetahui apakah model tersebut memenuhi spesifikasi atau tidak untuk digunakan dalam tahap peramalan. Berikut ini hasil dari estimasi parameter dan pemeriksaan diagnostik beberapa model yang telah diperoleh dengan tahap estimasi, signifikan terhadap model.

a. ARIMA (1,0,0)

Berdasarkan Lampiran 2 diperoleh nilai t_{hitung} sebesar |4,84|, |6,12| > t_{tabel} sebesar 1,99 atau nilai *p-value* sebesar 0,00 < α (0,05), maka dengan kriteria tersebut dapat disimpulkan bahwa estimasi dan pengujian parameter model ARIMA (1,0,0) telah signifikan terhadap model.

Uji kelayakan model:

- **Uji *white noise***

Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic

Lag	12	24	36	48
Chi-Square	45.4	72.8	103.5	131.9
DF	10	22	34	46
P-Value	0.000	0.000	0.000	0.000

Berdasarkan tabel di atas, diperoleh nilai statistik *Ljung-Box* pada *lag* 12, *lag* 24, *lag* 36, *lag* 48 menunjukan bahwa nilai $Q^* < \chi 2_{(\alpha;df)}$, atau nilai *p-value* pada setiap *lag* < α (0,05), sehingga dapat disimpulkan bahwa nilai sisa tidak bersifat acak dan terdapat korelasi antara residual, maka model ARIMA (1,0,0) tidak memenuhi asumsi *white noise*.

- **Uji kenormalan**

Selanjutnya dilanjutkan dengan menguji apakah residual atau sisaan tersebut berdistribusi normal atau tidak dengan menggunakan uji *Kolmogorov-Smirnov.*

Hipotesis:

H_0 : sisa berasal dari populasi yang berdistribusi normal

H_1 : sisa tidak berasal dari populasi yang berdistribusi normal

Daerah penolakan:

Tolak H_0 jika *p-value* < *α*

Terima H_0 jika *p-value* ≥ *α*

Dari hasil pengujian diperoleh *p-value* sebesar 0,010 < α (0,05), sehingga dapat disimpulkan bahwa model (1,0,0) tidak memenuhi asumsi kenormalan.

b. ARIMA (2,0,0)

Berdasarkan Lampiran 3 diperoleh nilai t_{hitung} sebesar |6,44|, |-4,21| > t_{tabel} sebesar 1,99 atau nilai *p-value* sebesar 0,00 < α (0,05), maka dengan kriteria tersebut dapat disimpulkan bahwa estimasi dan pengujian parameter model ARIMA (2,0,0) telah signifikan terhadap model.

Uji kelayakan model:

- **Uji *white noise***

```
Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic

Lag              12      24      36      48
Chi-Square     11.6    24.1    36.3    47.6
DF                9      21      33      45
P-Value       0.237   0.287   0.318   0.367
```

Berdasarkan tabel di atas, diperoleh nilai statistik *Ljung-Box* pada *lag* 12, *lag* 24, *lag* 36, *lag* 48 menunjukan bahwa nilai $Q^* < \chi 2_{(\alpha;df)}$, atau nilai *p-value* pada setiap *lag* > α (0,05), sehingga dapat di simpulkan bahwa nilai sisa bersifat acak dan tidak terdapat korelasi antara residual, maka model (2,0,0) telah memenuhi asumsi *white noise.*

- **Uji kenormalan**

Berdasarkan hasil analisis pada Lampiran 3, maka dilanjutkan dengan menguji apakah residual atau sisaan tersebut berdistribusi normal atau tidak dengan menggunakan uji *Kolmogorov-Smirnov.*

Hipotesis:

H_0 : sisa berasal dari populasi yang berdistribusi normal

H_1 : sisa tidak berasal dari populasi yang berdistribusi normal

Daerah penolakan:

Tolak H_0 jika *p-value* < *α*

Terima H_0 jika *p-value* ≥ *α*

Dari hasil pengujian diperoleh *p-value* sebesar 0,150 > α (0,05), sehingga dapat disimpulkan bahwa model (2,0,0) telah memenuhi asumsi kenormalan.

d. ARIMA (0,0,1)

Berdasarkan Lampiran 6 diperoleh nilai t_{hitung} sebesar |-7,69|, |6,97| > t_{tabel} sebesar 1,99 atau nilai *p-value* 0,00 < α (0,05), maka dengan kriteria tersebut dapat disimpulkan bahwa estimasi dan pengujian parameter model ARIMA (0,0,1) telah signifikan terhadap model.

Uji kelayakan model:

- **Uji *white noise***

```
Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic

Lag            12      24      36      48
Chi-Square   21.9    40.9    63.1    82.4
DF             10      22      34      46
P-Value     0.016   0.008   0.002   0.001
```

Berdasarkan tabel di atas, diperoleh nilai statistik *Ljung-Box* pada *lag* 12, *lag* 24, *lag* 36, *lag* 48 menunjukan bahwa nilai $Q^* > \chi_{2(\alpha;df)}$, atau nilai *p-value* pada setiap *lag* < α (0,05), sehingga dapat disimpulkan bahwa nilai sisa tidak bersifat acak dan terdapat korelasi antara residual, maka model (0,0,1) tidak memenuhi asumsi *white noise*.

- **Uji kenormalan**

Selanjutnya menguji apakah residual atau sisaan tersebut berdistribusi normal atau tidak dengan menggunakan uji *Kolmogorov-Smirnov.*

Hipotesis:

H_0 : sisa berasal dari populasi yang berdistribusi normal

H_1 : sisa tidak berasal dari populasi yang berdistribusi normal

Daerah penolakan:

Tolak H_0 jika *p-value* < *α*

Terima H_0 jika *p-value* ≥ *α*

Kesimpulan:

Dari hasil pengujian diperoleh *p-value* sebesar 0,010 > α (0,05), sehingga dapat disimpulkan bahwa model (0,0,1) tidak memenuhi asumsi kenormalan.

Tabel 2. Tabel hasil ringkasan model ARIMA berdasarkan estimasi, pengujian parameter serta uji kelayakan model.

NO.	Model ARIMA	Estimasi Parameter	Uji Kelayakan Model	
			White noise	**kenormalan**
1.	ARIMA (1,0,0)	Signifikan	Tidak	Tidak
2.	ARIMA (2,0,0)	Signifikan	Ya	Ya
3.	ARIMA (1,0,1)	Tidak Signifikan	Tidak	Tidak
4.	ARIMA (2,0,1)	Tidak Signifikan	Ya	Tidak
5.	ARIMA (0,0,1)	Signifikan	Tidak	Tidak

C.3. Pemilihan Model Terbaik

Berdasarkan ringkasan model ARIMA pada Tabel 2, maka yang memenuhi seluruh metode penelitian sampai pada uji kelayakan model adalah ARIMA (2,0,0) dengan nilai *mean square error* (MSE) adalah 0,2417. Secara matematis model ARIMA (2,0,0) dapat ditulis dalam bentuk persamaan berikut:

$$\hat{Z}_t = \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \alpha_t = 0{,}5558 Z_{t-1} - 0{,}3716 Z_{t-2} + \alpha_t$$

C.4. Peramalan Inflasi di Indonesia

Berikut Aktual dan data Peramalan Inflasi di Indonesia periode November 2015 sampai dengan Februari 2016.

Tabel 3. Perbandingan data Aktual dan data Peramalan Inflasi di Indonesia periode November 2015 sampai dengan Februari 2016.

Periode	Angka ramalan (%)	Lower	Upper	Aktual (%)
November 2015	0,38473	-0,58701	1.35648	0,21
Desember 2015	0.65533	-0.45774	1.76839	0,96
Januari 2016	0.63605	-0.47829	1.75038	0,61
Februari 2016	0.52604	-0.61153	1.66361	0,09

D. Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis dari metode ARIMA diperoleh model yang baik digunakan untuk peramalan data inflasi di Indonesia adalah menggunakan model ARIMA (2,0,0) yang memiliki nilai MSE terkecil yaitu sebesar 0,2417, Jika dilihat dari data hasil ramalannya untuk empat periode berikutnya yaitu pada bulan November sampai Februari 2016 bahwa inflasi di Indonesia cukup stabil dan tidak terlampau jauh dari data aktual serta tidak melebihi angka 1%.

Saran

Saran yang dapat penulis berikan kepada yang pemerintah agar tetap mempertahankan, mengendalikan dan menekan laju inflasi utamanya pada sektor bahan pangan dan bahan bakar minyak (BBM).

E. Referensi

Anonim. (2024). *Inflasi.* http://id.wikipedia.org/wiki/Inflasi (Akses tanggal 28 Februari 2024).

BPS. (2016). http://www.bps.go.id/aboutus.php?inflasi=1 (Akses tanggal 28 Februari 2024).

Juisal. (2010). *Penerapan Meotfe Arima Untuk Meramalkan Suku Bunga Bank Indonesia Tahun 2010.* Kendari: Universitas Halu Oleo, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam

Makridakis, S., Wheelwright, S.C., & McGee, V.E. (1999). *Metode Aplikasi dan Peramalan*. Edisi ke-2. Hari Sumintro, penerjemah. Jakarta: Binarupa Aksara.

Nainggolan. (2008). *Pemodelan dan Peramalan Deret Waktu Musiman.* Medan: Universitas Sumatera Utara

Santoso, S. (2009). *Business Forecasting: Metode Peramalan Bisnis Masa Kini dengan MINITAB dan SPSS*. Jakarta: PT. Elex Media Komputindo.

Sudjana. (1989). *Metode Statistika*. Bandung: Tarsito.

Wei, W.W.S. (1994). *Time Series Analysis*: *Univariate and Multivariate Methods.* New York: Addison Wesley Publishing Company.